

CARDIOLOGÍA *hoy*

INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y CARDIOLOGÍA

Coordinación científica:

Pedro Luis Sánchez Fernández
Servicio de Cardiología, Hospital
Universitario de Salamanca, Instituto
de Investigación Biomédica de
Salamanca (IBSAL), Facultad de
Medicina, Universidad de Salamanca,
CIBERCV, Salamanca.



sumario

COORDINACIÓN CIENTÍFICA:

Pedro Luis Sánchez Fernández

Servicio de Cardiología, Hospital Universitario de Salamanca, Instituto de Investigación Biomédica de Salamanca (IBSAL), Facultad de Medicina, Universidad de Salamanca, CIBERCV, Salamanca.

P. 02

ACTUALIZACIÓN

Pedro Luis Sánchez Fernández

Inteligencia artificial y cardiología

Podríamos definir la inteligencia artificial como el campo de las ciencias de la computación encargado del desarrollo de sistemas automáticos capaces de realizar tareas asociadas a la inteligencia humana. En lo que llevamos de siglo, la inteligencia artificial forma parte de nuestro quehacer diario. Y en esta última década, en medicina ha comenzado a crecer rápidamente. De hecho, somos conscientes de su potencial: mejorar la precisión diagnóstica, el flujo de trabajo y la eficiencia del proceso asistencial, el control terapéutico y de enfermedades, y los resultados generales del paciente. Con sistemas de inteligencia artificial capaces de analizar algoritmos complejos, hemos ingresado en una nueva era de la medicina, en la que todos estamos obligados a sumergirnos. Estamos comenzando la edad de oro de la inteligencia artificial en medicina.

P. 11

PUESTA AL DÍA

Ouyang D, He B, Ghorbani A, et al.

Video-based AI for beat-to-beat assessment of cardiac function
Nature. 2020;580:252-6.

Owen MJ, Lefebvre S, Hansen C, et al.

An automated 13.5 hour system for scalable diagnosis and acute management guidance for genetic diseases
Nat Commun. 2022;13:4.057.

Solomon MD, Tabada G, Allen A, Sung SH, Go AS.

Large-scale identification of aortic stenosis and its severity using natural language processing on electronic health records
Cardiovasc Digit Health J. 2021;2:156-63.

Weng SF, Reps J, Kai J, Garibaldi JM, Qureshi N.

Can machine-learning improve cardiovascular risk prediction using routine clinical data?
PLoS One. 2017;12:e0174944.

P. 19

IMÁGENES EN CARDIOLOGÍA

Se muestran algunas imágenes muy ilustrativas relacionadas con la temática: descripción visual de términos asociados a inteligencia artificial, segmentación automática a partir de imágenes ecocardiográficas en movimiento, y ejemplo de integración de un modelo de aprendizaje automático *machine learning* para predecir la presencia de enfermedad cardíaca.

P. 22

ENTREVISTA

Dr. José Luis Zamorano

Jefe del Servicio de Cardiología, Hospital Ramón y Cajal, Madrid.

Inteligencia artificial y cardiología

Pedro Luis Sánchez Fernández

Servicio de Cardiología, Hospital Universitario de Salamanca,
Instituto de Investigación Biomédica de Salamanca (IBSAL),
Facultad de Medicina, Universidad de Salamanca, CIBERCV, Salamanca.

■ Inteligencia artificial: historia

La ciencia ficción y el cine nos han familiarizado a todos con el concepto de robots con inteligencia artificial (IA). Comenzó con María en *Metrópolis* (1927) o el hombre de hojalata sin corazón en *El mago de Oz* (1939) y continúa con múltiples ejemplos: Hal 9.000 en *2001: Una odisea del espacio* (1968); R2D2 y C3PO en *La guerra de las galaxias* (1977); Ash en *Alien: el octavo pasajero* (1979); replicante Roy en *Blade Runner* (1982); Terminator T-800 en *Terminator* (1984); Bumblebee en *Transformers* (2007) o Wall-E en *Wall-E* (2008).

Alan Turing, matemático inglés, es considerado el padre científico de la IA. En 1950, en su publicación "Computing machinery and intelligence" realiza la siguiente pregunta: ¿pueden las máquinas pensar?, y proporciona el experimento para determinar si una máquina puede pensar, conocido hoy en día como test de Turing¹. Este consiste en que un humano mantiene una conversación con una computadora y otra persona, sin saber quién de los dos es una máquina. Si no puede identificar si alguno de los dos sujetos es o no la máquina, la computadora pasa con éxito la prueba de Turing. Desde

entonces, cientos de programas han superado el todavía vigente test de Turing. Entre los más conocidos se encuentran Siri, Alexa o Google Assistant, que son capaces de saber qué nos gusta o qué canción vamos a escuchar. Cada año se celebra el Premio Loebner, que lleva el nombre de su fundador, el filántropo Hugh Lobner, el más prestigioso concurso mundial anual para probar lo último en IA. En este concurso, un panel de jueces humanos debe hacer preguntas a un programa humano y otro de computadora y determinar cuál es cuál siguiendo el método de Turing. El robot conversacional Mitsuku creado por el informático Steve Worswick ha ganado las últimas 4 ediciones.

El término IA se acuñó formalmente durante la conferencia de Darmouth de 1956 y se atribuye a los padres de la IA moderna: John McCarty, Marvin Minsky y Claude Shannon. En esta conferencia se presentó el programa Logic Theorist diseñado para imitar las habilidades de resolución de problemas de un ser humano, y que hoy en día se considera el primer programa de IA. En 1957, Frank Rosenblatt comienza el desarrollo del Perceptron, la red neuronal más antigua.

Entre 1958 y la década de 1970 florece la IA. Las computadoras pueden almacenar más información y se vuelven más rápidas, baratas y accesibles. Los algoritmos de aprendizaje automático (*machine learning*) mejoran y aparecen nuevos programas como el General Problem Solver de Newell y Simon, destinado a la resolución de problemas. El *United States Department of Defense* financia por primera vez en 1963, con 2,2 millones de dólares, el proyecto con IA MAC del *Massachusetts Institute of Technology*; donde los investigadores John McCarthy y Marvin Minsky se interesan principalmente en los problemas de la visión, el movimiento mecánico y la manipulación y el lenguaje, que ven como las claves para máquinas más inteligentes. Al amparo de este proyecto, se crea el primer laboratorio del mundo de IA. En 1964 nace el primer chatbot (asistente que se comunica con los usuarios a través de mensajes de texto) del mundo, ELIZA, de Joseph Weizenbaum², primer programa en incorporar el procesamiento del lenguaje natural y cuyo objetivo es enseñar a las computadoras a comunicarse con nosotros en nuestro lenguaje, en lugar de una programación en código. En 1965, Gordon Moore, cofundador de Intel, promulga una ley que establecía que el número de transistores (elementos electrónicos semiconductores) en un microprocesador se duplicaría cada año. Idea que corrobora el ritmo vertiginoso al que avanza la tecnología y que se ha cumplido en las últimas 5 décadas. En 1966, Shakey crea el primer robot móvil capaz de interpretar instrucciones, apodado “la primera persona eléctrica”³.

A pesar de estas innovaciones en ingeniería, la medicina no adopta la IA en esta época. Sin embargo, este período inicial fue un momento importante para la digitalización de datos que posteriormente servirían como base de utilización de la IA. En esta década de 1960 se produce la digitalización de la *National Library of Medicine* de Estados Unidos y nace el motor de búsqueda basado en la web de PubMed^{4,5}. Durante este tiempo, también se desarrollaron por primera vez bases de datos de informática clínica y sistemas de registros médicos, lo que sentó las bases para futuros desarrollos de la IA. En 1976 se presenta por primera vez, en la reunión de la *American Academy of Ophthalmology* en Las Vegas, el programa de consulta de glaucoma CASNET, que demostraba la viabilidad

de aplicar la IA a la medicina⁶. Contemporáneo es el sistema MYCIN, que proporcionaba una lista de posibles patógenos bacterianos y recomendaba opciones de tratamiento antibiótico⁷.

En la década de 1980 se popularizan las técnicas de aprendizaje profundo (*deep learning*), que permiten que las computadoras aprendan usando la experiencia. Asimismo, Edward Feigenbaum introduce los sistemas expertos que imitan el proceso de toma de decisiones de un experto humano⁸. El programa le preguntaría a un experto cómo responder en una situación dada, y una vez que se aprendiera esto, para prácticamente todas las situaciones, los no expertos podrían recibir asesoramiento de ese programa. Los sistemas expertos se utilizaron ampliamente en la industria. Por el contrario, este período es conocido en medicina como el “invierno de la IA”; el alto coste de desarrollar y mantener sistemas expertos o grandes bases de datos de información digital limitó su desarrollo médico. Destaca el sistema DXplain, lanzado por la *University of Massachusetts* en 1986, que podía proporcionar información sobre aproximadamente 500 enfermedades y generaba un diagnóstico diferencial basado en los síntomas del paciente al ingreso.

Durante la década de 1990 se logran muchos objetivos históricos de la IA. En 1997, el entonces campeón mundial de ajedrez Gary Kasparov es derrotado por Deep Blue de IBM, un programa informático de toma de decisiones con IA para jugar al ajedrez. Ese mismo año se implementa en Windows el *software* de reconocimiento de voz desarrollado por Dragon Systems; gran paso en la interpretación del lenguaje hablado con IA. Incluso el robot Kismet, creado por Cynthia Breazeal en 1998, es capaz de reconocer y mostrar emociones humanas, y la compañía Sony lanza en 1999 AiBO, el primer perro robot con IA.

En lo que llevamos de siglo, la IA forma parte de nuestro quehacer diario. En 2002, la empresa estadounidense iRobot crea el primer producto comercial de éxito que utiliza el principio de IA, la aspiradora autónoma Roomba. En 2007, IBM desarrolla Watson, un sistema de preguntas y respuestas de dominio abierto que utiliza el razonamiento inverso (las reglas van desde las conclusiones a los datos y no al revés)⁹. En 2011, sale al mercado el primer asistente personal Siri. En 2012, Google crea un

superordenador capaz de identificar caras y cuerpos humanos. En 2014, Amazon pone en funcionamiento su asistente personal Alexa. El Premio Princesa de Asturias de Investigación Científica y Técnicas 2022 se concede a los científicos Geoffrey Hinton (inventor de los algoritmos de retropropagación, fundamentales para el entrenamiento de las redes neuronales), Yann Lecun (creador de LeNet-5, sistema de reconocimiento óptico de caracteres), Yoshua Bengio (desarrollador de modelos probabilísticos de secuencias utilizados para el reconocimiento de voz y de escritura y en aprendizaje no supervisado) y Demis Hassabis (CEO y cofundador de DeepMind, creada en 2011 y adquirida en 2014 por Google), al considerarse los padres del aprendizaje profundo.

En esta última década, la IA en medicina comienza a crecer rápidamente. En 2015 se desarrolla Pharmabot, un chatbot para ayudar en la educación sobre medicamentos para pacientes pediátricos y sus padres¹⁰. En 2017 se crea Mandy, como proceso automatizado de admisión de pacientes en atención primaria¹¹. En 2017, utilizando IBM Watson, se identifican con éxito nuevas proteínas de unión al ARN alteradas en la esclerosis lateral amiotrófica¹². Pero sin duda, la aplicación de la IA a las imágenes médicas para mejorar la precisión diagnóstica ha dinamizado el uso de la IA en medicina. En 2017, Arterys se convirtió en la primera aplica-

ción de aprendizaje profundo aprobada por la FDA (*Food and Drug Administration*) en el cuidado de la salud. El primer producto Arterys ha sido CardioAI, una herramienta capaz de analizar imágenes de resonancia magnética cardíaca en cuestión de segundos, que ofrece información como la fracción de eyección¹³. Ejemplos similares son los obtenidos con aprendizaje profundo para detectar la retinopatía diabética, con una sensibilidad del 94%, una especificidad del 98% y un área bajo la curva de 0,97¹⁴; o para predecir el riesgo cardiovascular poblacional mejorando la predicción en comparación con el algoritmo establecido por el *American College of Cardiology*¹⁵. En resumen, actualmente, la IA tiene el potencial de mejorar la precisión diagnóstica, el flujo de trabajo y la eficiencia del proceso asistencial, el control terapéutico y de enfermedades, y los resultados generales del paciente. Con sistemas de IA capaces de analizar algoritmos complejos, hemos ingresado en una nueva era de la medicina, en la que todos estamos obligados a sumergirnos. Estamos comenzando la edad de oro de la IA en medicina (Figura 1).

■ Inteligencia artificial: concepto, disciplinas y usos

La IA es el campo de las ciencias de la computación encargado del desarrollo de sistemas automáticos capaces de realizar tareas asociadas a la

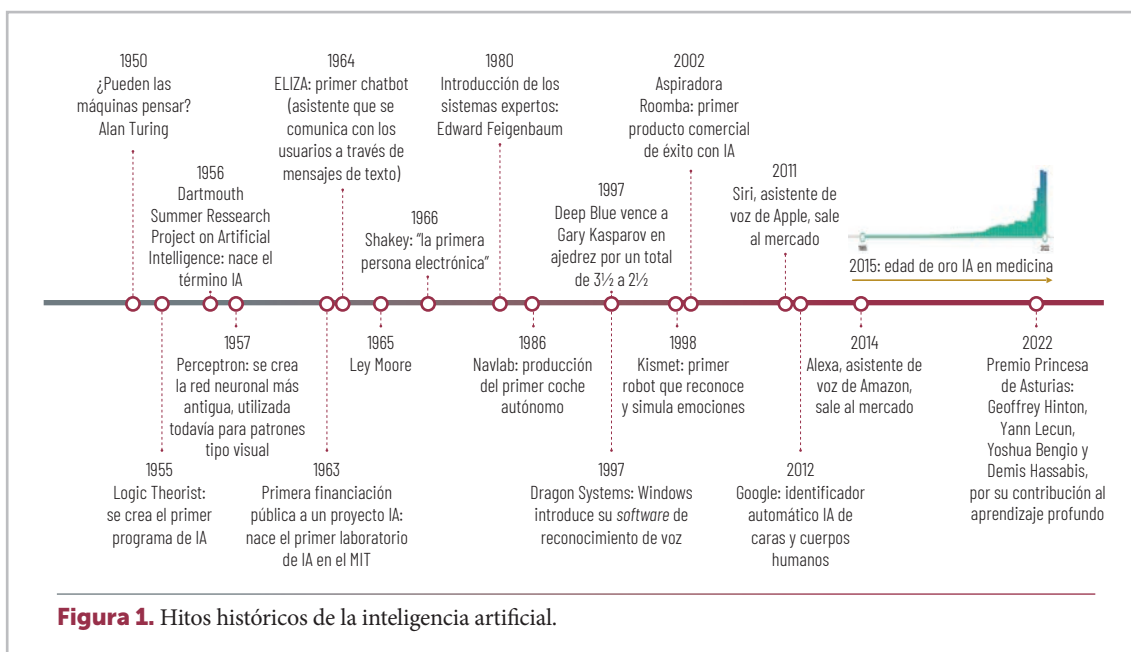


Figura 1. Hitos históricos de la inteligencia artificial.

inteligencia humana¹⁶. Un *software* de IA permitiría procesar grandes cantidades de datos, identificar patrones y tendencias de forma automática, y generar soluciones. Por ejemplo, traducir un documento, reconocer a una persona por sus rasgos faciales, conducir un automóvil o predecir una enfermedad, etc.

A continuación se explican los métodos, tecnologías y sistemas de aplicación (en numerosas ocasiones combinados) más relevantes de la IA en el área de la salud.

Aprendizaje automático (*machine learning*)

Se crean algoritmos (sistemas/modelos) que aprenden automáticamente a través de datos anteriores. Entendiendo por aprender la capacidad de reconocer patrones complejos de manera autónoma, sin necesidad de intervención humana, en conjuntos de datos de cualquier tipo, ya sean numéricos, visuales, texto, etc. A medida que la experiencia de estos algoritmos aumenta, es decir, se les suministran nuevos datos, su desempeño mejora hasta un límite que puede ser o no superior a la capacidad humana en dicha tarea.

La mayoría de las tecnologías que usan IA en cardiología se basan en aprendizaje automático supervisado. En este procedimiento se usa un conjunto de datos del que se conoce la variable desenlace que se quiere predecir (un diagnóstico, un evento cardiovascular, un parámetro, etc.) a través del correcto etiquetado de cada registro. En función del tipo de predicción, se utilizan algoritmos de clasificación para variables categóricas o regresivos para variables continuas. Por el contrario, en las técnicas de aprendizaje no supervisado, a partir de datos sin procesar se realiza reconocimiento de patrones. Es decir, los algoritmos deben aprender de las relaciones entre los elementos de un conjunto de datos y clasificarlos sin apoyarse en etiquetas o categorías. En esta ocasión se utilizan métodos de agrupamiento o *clustering*.

Aprendizaje profundo (*deep learning*)

Es una rama del aprendizaje automático. Se debe asociar a sistemas que realizan análisis automático de la imagen y, por tanto, de gran interés en cardiología. Este tratamiento automático de imágenes se basa en la construcción y entrenamiento de redes neuronales, que fun-

cionan como las neuronas del cerebro humano, con múltiples capas, y son capaces de clasificar datos de las imágenes y encontrar anomalías en sus patrones. En la actualidad, las redes neuronales más empleadas son las *convolutional neural networks*, *recursive neural networks*, *generative adversarial networks* o las *U-nets*.

Procesamiento de lenguaje natural (*natural language processing*)

El objetivo de esta disciplina es lograr la comunicación entre personas y máquinas utilizando nuestro lenguaje. En el ámbito de la cardiología, el procesamiento de lenguaje natural está permitiendo clasificar enfermedades o elegir la cohorte más adecuada para un estudio clínico analizando registros de historial médico¹⁷.

Sistema experto

En cardiología es un sistema computacional (*software*) que emula la capacidad de tomar decisiones de un cardiólogo. A partir de datos de un paciente individual, es capaz de llegar a conclusiones razonadas de aspecto diagnóstico o terapéutico^{18,19}.

Visión

En la visión computacional y reconocimiento de imagen se incluyen métodos para adquirir, procesar, analizar y comprender imágenes con el fin de producir información numérica o simbólica que se pueda tratar mediante un ordenador. Sin embargo, el resultado de tales datos visuales todavía se basa en un enfoque de programación basado en reglas para resolver problemas de inspección, lo que hace que sea útil para el guiado (localiza la posición y orientación de una estructura), la identificación (identifica según color, tamaño, forma, etc.), la medición (calcula las distancias) y la inspección (detecta irregularidades). El aprendizaje profundo, tal y como se ha señalado, se está aplicando al análisis de la imagen; su diferencia con la visión radica en que el aprendizaje profundo, al aprovechar las redes neuronales, tiene un enfoque basado en ejemplos que enseñan a la computadora lo que es una buena imagen y, por tanto, podrá analizar defectos, localización o clasificación de cualquier imagen a partir de esta enseñanza.

Robótica

Se lleva desarrollando en el ámbito de la cirugía desde hace tiempo. El ejemplo del sistema quirúrgico Da Vinci es un claro ejemplo, incluso en el ámbito cardiovascular²⁰.

■ Aprendizaje automático: proceso, desarrollo, interpretación e implementación

Como se ha señalado, el aprendizaje automático enfatiza el desarrollo de algoritmos que puedan analizar datos y generar predicciones; es el más extendido en cardiología y, por tanto, su metodología merece tratarse en profundidad. El proceso para construir un modelo de aprendizaje automático involucra diferentes pasos²¹ (Figura 2), los cuales se pretende aclarar utilizando una publicación al respecto de nuestro

grupo, en la que Sampedro *et al.* desarrollaron un modelo de aprendizaje automático para predecir la reestenosis del *stent* a partir de datos demográficos, clínicos y angiográficos²².

Definir la tarea que se quiere realizar

Posiblemente es el paso más importante en el proceso. Identificar el problema que tenemos que resolver (en nuestro ejemplo, predecir la reestenosis del *stent* en pacientes con infarto agudo de miocardio tratados con intervención coronaria percutánea con *stent*), evaluar las soluciones actuales (en nuestro ejemplo, existen 3 *scores* de riesgo de reestenosis desarrollados con modelos de regresión estadística clásicos: PRESTO-1, PRESTO-2 y EVENT). Nuestra motivación era obtener mejores resultados predictivos y de forma automática. Definir la variable resultado u *output* (en nuestro ejemplo, se definió reestenosis del *stent* como estenosis luminal del 50% o

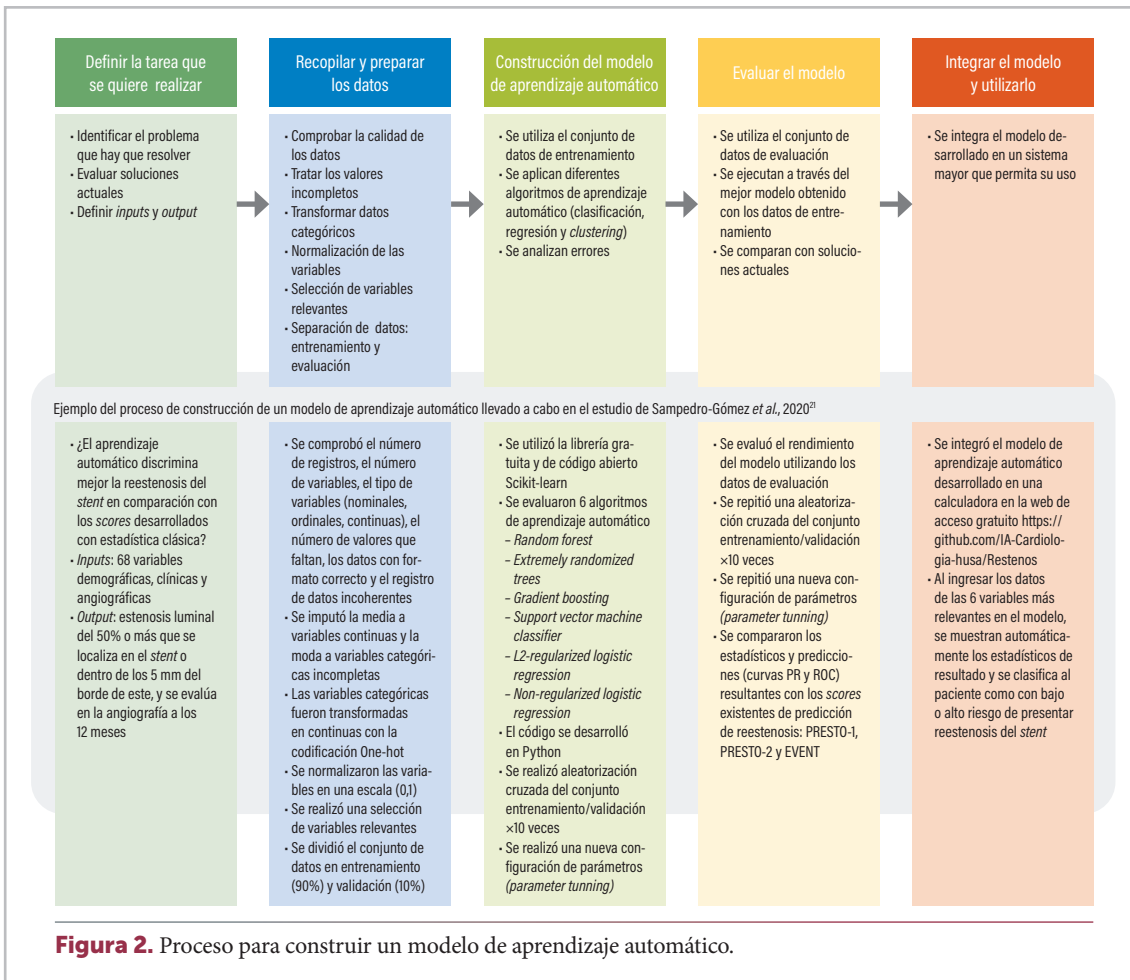


Figura 2. Proceso para construir un modelo de aprendizaje automático.

más, localizada en el *stent* o dentro de los 5 mm del borde de este que se evaluó en la angiografía realizada a los 12 meses del implante) y definir los datos con los que se nutrirá el sistema *inputs* (en nuestro ejemplo, 68 variables demográficas, clínicas y angiográficas).

Recopilar y preparar los datos

La recopilación y preparación de los datos es la fase del aprendizaje automático que supone mayor esfuerzo. Además es un paso crítico, cuantos más y mejores datos tengamos, mejor será el rendimiento de nuestro modelo. De hecho, hoy en día tener datos estructurados y de calidad tiene un valor incalculable; basta con fijarse en las estrategias de obtención de datos de grandes corporaciones sanitarias^{23,24}.

Antes de desarrollar el modelo de aprendizaje automático, tenemos que preparar los datos para poder alimentar el modelo. En el conjunto de datos que vamos a utilizar es habitual que haya datos incompletos, erróneos e incluso discrepantes. Por este motivo es habitual: *a)* verificar la calidad general de nuestros datos comprobando: número de registros, número de variables, tipo de variables (nominales, ordinales, continuas), número de valores que faltan, datos con formato correcto, registro de datos incoherentes; *b)* tratar los valores que faltan, una aproximación común es imputar los datos incompletos con un valor razonable del resto de las muestras (en nuestro ejemplo, con la media y la moda para cada variable continua o categórica correspondiente); *c)* manejo de datos categóricos, que no se pueden interpretar directamente por los algoritmos de aprendizaje automático y hay que transformarlos en números enteros (en nuestro ejemplo, utilizamos una codificación *One-hot*, que consiste en crear una nueva variable para cada característica de la variable categórica otorgando valores de 0 o 1 según se manifieste esa característica); *d)* normalización de las variables, los algoritmos de aprendizaje automático tienen mejor rendimiento cuando tratan con variables que están en la misma escala (en nuestro ejemplo, la enorme diferencia de escala entre los valores numéricos de la edad del paciente o su recuento plaquetario podría generar problemas de interpretación al algoritmo de aprendizaje automático), por ello se realiza una normalización de todas las variables (en nuestro ejemplo, las variables fueron reesca-

ladas en un rango [0,1] donde 0 es el mínimo y 1 el máximo) que mantienen la distribución general y las relaciones en los datos de origen, a la vez que se conservan los valores dentro de una escala que se aplica en todas las columnas numéricas que se usan en el modelo; *e)* selección de variables relevantes, los algoritmos de aprendizaje automático funcionan mejor si les ofrecemos características relevantes y evitamos la presencia de redundancia en los datos (en nuestro ejemplo, utilizamos un algoritmo para evitar redundancias y seleccionar las variables más relevantes para el modelo), y *f)* separación de los datos en 2 grupos: uno para entrenamiento y otro para la evaluación del modelo de aprendizaje automático (en nuestro ejemplo, fraccionamos los datos en una proporción de 90/10, respectivamente).

Construir el modelo

Al existir librerías de acceso gratuito y código abierto disponibles donde aplicar diferentes algoritmos de aprendizaje automático (en nuestro ejemplo, utilizamos la librería *Scikit-learn*²⁵), requiere menor esfuerzo. El conjunto de datos de entrenamiento es el que utilizaremos para ajustar los distintos algoritmos de aprendizaje automático. Existe una amplia gama de algoritmos que se pueden utilizar como algoritmos de clasificación (predicen categorías), de regresión (predicen un atributo de valor continuo) o de *clustering* (agrupan automáticamente objetos similares). Ningún algoritmo es, en principio, mejor que otro (en nuestro ejemplo, el mejor fue un algoritmo de árbol de decisión) y su capacidad para realizar un buen ajuste dependerá, en buena medida, de las características de nuestros datos. En este punto se debe realizar un análisis de errores para entender cómo podemos mejorar los resultados de los algoritmos. Se deben identificar las variables más importantes, usar un modelo más simple, utilizar técnicas de submuestreo y sobremuestreo, con el objetivo de asegurarnos de que nuestro modelo no es solamente bueno, sino que es capaz de generalizar (capacidad del modelo de producir buenos resultados cuando se usan datos nuevos).

Evaluación del modelo

El subconjunto de datos de evaluación se ejecuta a través del mejor modelo obtenido con los datos de entrenamiento. Se calculan estadísticos y predicciones (área bajo la curva ROC,

exhaustividad, precisión, exactitud, etc.). En este punto es común que se repita el proceso de entrenamiento-validación, aleatorizando nuevamente ambos subconjuntos de datos (entrenamiento y evaluación) un número de veces, lo que se conoce como validación cruzada de *k* iteraciones o *k-fold cross validation* (en nuestro ejemplo, 10 veces).

Integrar el modelo en un sistema y utilizarlo

Para que el modelo de aprendizaje automático desarrollado sea útil, debemos poder integrarlo en un sistema mayor que permita a diferentes usuarios poder usarlo. Por ejemplo, el traductor Google no sería útil si Google solo hubiese construido el modelo de IA y no lo hubiese integrado en un sistema web en la nube (en nuestro ejemplo, el modelo de aprendizaje automático desarrollado para la predicción de reestenosis demostró ser superior a los *scores* clásicos; el modelo se incorporó a una calculadora de acceso libre a través de la web, donde simplemente ingresando los datos de las 6 variables más relevantes en el modelo, se muestran automáticamente los estadísticos de resultado y se visualiza su interpretación de forma simple, que clasifica al paciente de bajo o alto riesgo).

Inteligencia artificial: ejemplos en cardiología

Los ejemplos de IA en cardiología, utilizando todas las disciplinas anteriormente mencionadas, son ya tan numerosos que su revisión excede las posibilidades de esta actualización. Recomendamos la lectura de una de las publicaciones de nuestro grupo al respecto¹⁶, en la que se listan las contribuciones de mayor interés en los diferentes ámbitos de la cardiología entre los años 2014 y 2019, y que facilitarán la comprensión del lector de los objetivos que pueden alcanzar utilizando el aprendizaje automático y profundo.

En la **Figura 3** se muestra la evolución en las publicaciones referenciadas en PubMed sobre IA y sus disciplinas en cardiología en los 3 últimos años (2020-2022).

Inteligencia artificial: aspectos legales y éticos

A pesar de los beneficios potenciales de la IA y sus numerosos modelos de desarrollo, la implementación de la IA en la práctica asistencial en cardiología es todavía hoy anecdótica. Su dificultad de implementación reside en los problemas

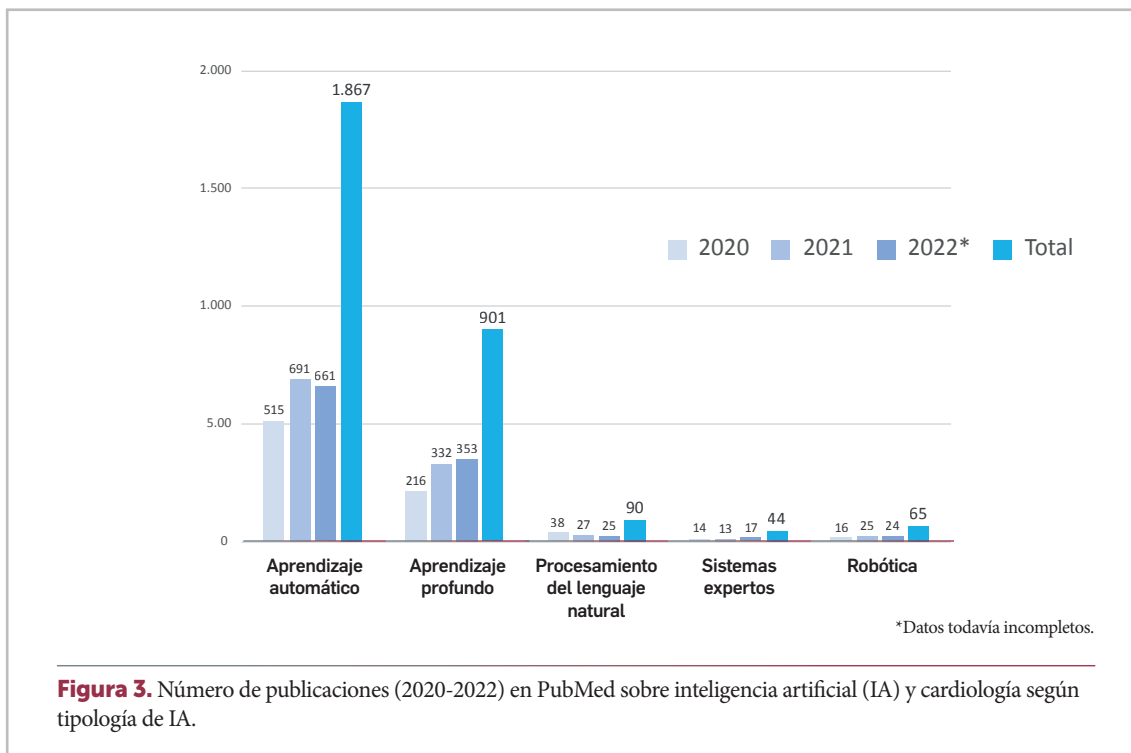


Figura 3. Número de publicaciones (2020-2022) en PubMed sobre inteligencia artificial (IA) y cardiología según tipología de IA.

legales de tratamiento automático de datos personales y en la falta de regulación de los modelos generados de IA. Por ejemplo, la opacidad de muchos algoritmos puede crear incertidumbre y obstaculizar la aplicación efectiva de la legislación vigente en materia de seguridad y derechos fundamentales. La propuesta de la Comisión Europea de una normativa en materia de IA tiene por objeto garantizar la protección de los derechos fundamentales y la seguridad de los usuarios, con fin de que haya confianza en el desarrollo y la adopción de la IA²⁶.

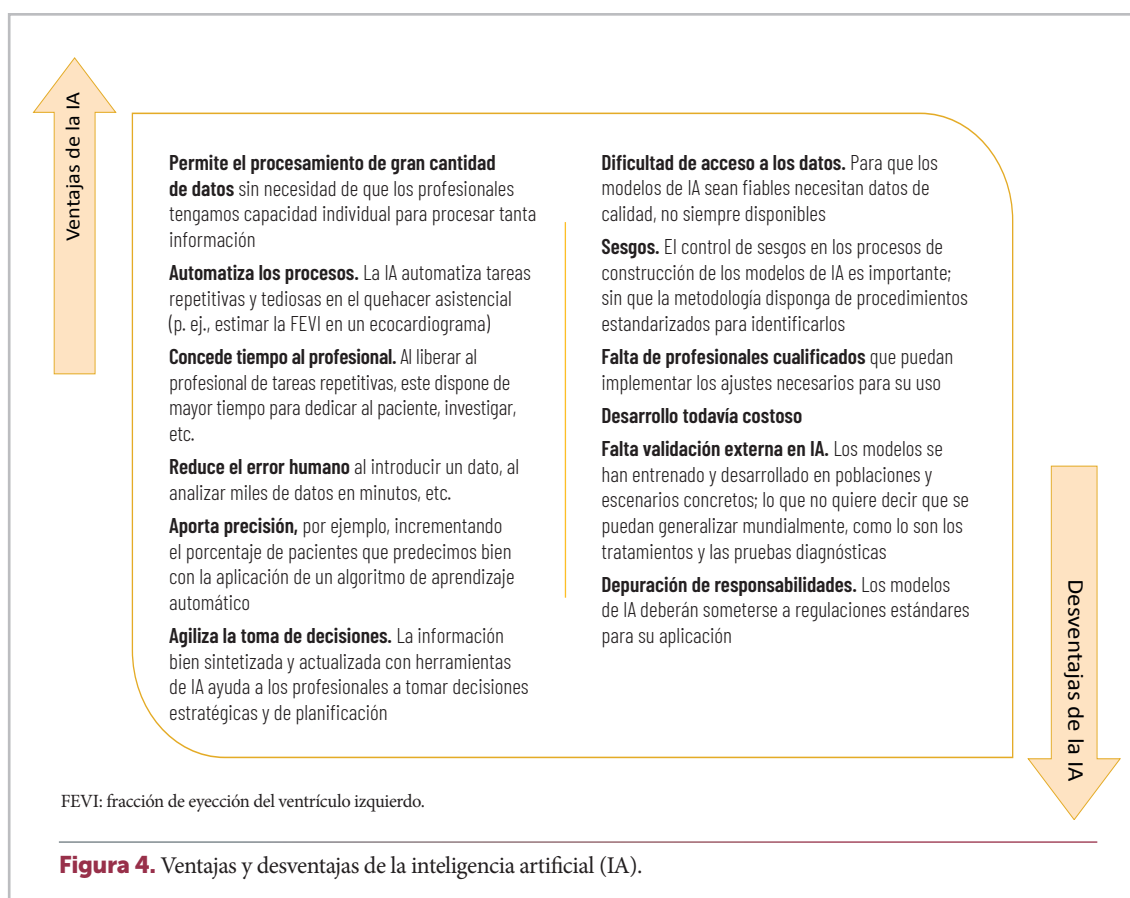
Asimismo, existen aspectos éticos clave en la aplicación de la IA. Por ejemplo, se considera la edad al racionar recursos escasos como el trasplante cardíaco. Tal consideración puede llevar a profecías autocumplidas: si los médicos retiramos la atención a los pacientes por su edad avanzada, los sistemas de IA pueden concluir que la atención de los pacientes mayores puede ser fatal.

Por lo anterior, garantizar el anonimato de los pacientes, proteger la información del individuo por la posibilidad de establecer relaciones entre datos masivos a través de las tecnologías

big data, evitar sesgos a la hora de tomar decisiones basadas exclusivamente en perfiles y en procesos de estratificación, garantizar que la toma de decisiones no sea automatizada o basada exclusivamente en propuestas del sistema de IA o en perfiles obtenidos de los pacientes, asegurar la transparencia sobre los elementos esenciales y sobre el proceso por el cual un sistema de IA llega a una conclusión decisoria, y establecer a quién atribuir y quién debe asumir responsabilidades a la hora de emplear herramientas de IA en salud, se identifican como elementos clave para la aplicación en medicina de la IA²⁷.

■ Inteligencia artificial: ventajas y desventajas de su uso en cardiología

La cardiología es una de las especialidades más acostumbradas a tomar decisiones en el cuidado de sus pacientes a partir de datos y es habitual que recojamos datos cuantitativos de muchos escenarios clínicos. A medida que la cantidad de datos



amente, se incorporen nuevos flujos de trabajo y nuestra capacidad individual de procesar tanta información disminuya, será evidente incorporar herramientas de análisis basadas en IA.

Posiblemente, en el futuro próximo de la cardiología contemplaremos un modelo intermedio de aplicación de la IA entre la práctica clínica convencional actual y los sistemas totalmente automatizados de los que la IA es

capaz. Deberemos incorporar las ventajas de los modelos de IA de eficiencia en coste y tiempo, y no descuidar los riesgos de interpretación y de responsabilidad. En la **Figura 4** de esta actualización se exponen las ventajas y desventajas del uso de la IA en cardiología. La implementación de la IA será un área en la que el papel del cardiólogo como validador será fundamental.

■ Bibliografía

1. Turing AM. Computing machinery and intelligence. *Mind*. 1950;59:433-60.
2. Weizenbaum J. ELIZA—a computer program for the study of natural language communication between man and machine. *Commun ACM*. 1966;9:36-45.
3. Kuipers BF, Hart PE, Nilsson NJ. Shakey: from conception to history. *AI Magazine*. 2017;38:88-103.
4. Kaul V, Enslin S, Gross SA. History of artificial intelligence in medicine. *Gastrointest Endosc*. 2020;92:807-12.
5. Kulikowski CA. Beginnings of Artificial Intelligence in Medicine (AIM): Computational Artifice Assisting Scientific Inquiry and Clinical Art - with Reflections on Present AIM Challenges. *Yearb Med Inform*. 2019;28:249-56.
6. Weiss S, Kulikowski CA, Safir A. Glaucoma consultation by computer. *Comput Biol Med*. 1978;8:25-40.
7. Shortliffe EH, Davis R, Axline SG, Buchanan BG, Green CC, Cohen SN. Computer-based consultations in clinical therapeutics: explanation and rule acquisition capabilities of the MYCIN system. *Comput Biomed Res*. 1975;8:303-20.
8. Kunz JC, Shortliffe EH, Buchanan BG, Feigenbaum EA. Computer-assisted decision making in medicine. *J Med Philos*. 1984;9:135-60.
9. Ferrucci DL, Bagchi S, Gondek D, Mueller ET. Watson: beyond Jeopardy! *Artificial Intelligence*. 2013;199-200: 93-105.
10. Comendador BEV, Francisco BMB, Medenilla JS, Nacion SMT, Serac TBE. Pharmabot: a pediatric generic medicine consultant chatbot. *J Autom Control Eng*. 2015;3:137-40.
11. Ni L, Lu C, Liu N, Liu J. MANDY: towards a smart primary care chatbot application. *Communications in Computer and Information Science*. 2017;780:38-52.
12. Bakkar N, Kovalik T, Lorenzini I, et al. Artificial intelligence in neurodegenerative disease research: use of IBM Watson to identify additional RNA-binding proteins altered in amyotrophic lateral sclerosis. *Acta Neuropathol* 2018;135:227-47.
13. Yao X, Hu L, Peng Y, et al. Right and left ventricular function and flow quantification in pediatric patients with repaired tetralogy of Fallot using four-dimensional flow magnetic resonance imaging. *BMC Med Imaging*. 2021;21:161.
14. Gargeya R, Leng T. Automated Identification of Diabetic Retinopathy Using Deep Learning. *Ophthalmology*. 2017;124:962-9.
15. Weng SF, Reys J, Kai J, Garibaldi JM, Qureshi N. Can machine-learning improve cardiovascular risk prediction using routine clinical data? *PLoS One*. 2017;12:e0174944.
16. Dorado-Díaz PI, Sampedro-Gómez J, Vicente-Palacios V, Sánchez PL. Applications of Artificial Intelligence in *Cardiology. The Future is Already Here. Rev Esp Cardiol (Engl Ed)*. 2019;72:1065-75.
17. Hernández Medrano I, Tello Guijarro J, Belda C, et al. Savana: Re-using electronic health records with artificial intelligence. *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*. 2018;4:8-12.
18. Dudchenko A, Kopanitsa G. Decision Support Systems in Cardiology: A Systematic Review. *Stud Health Technol Inform*. 2017;237:209-14.
19. Aleman R, Patel S, Sleiman J, Navia J, Sheffield C, Brozzi NA. Cardiogenic shock and machine learning: A systematic review on prediction through clinical decision support softwares. *J Card Surg*. 2021;36:4153-9.
20. Arslanhan G, Senay S, Kocyigit M, Gullu AU, Alhan C. Robotic mitral valve replacement; results from the world's largest series. *Ann Cardiothorac Surg*. 2022;11:533-7.
21. Rajkomar A, Dean J, Kohane I. Machine Learning in Medicine. *N Engl J Med*. 2019;380:1347-58.
22. Sampedro-Gómez J, Dorado-Díaz PI, Vicente-Palacios V, et al. Machine Learning to Predict Stent Restenosis Based on Daily Demographic, Clinical, and Angiographic Characteristics. *Can J Cardiol*. 2020;36:1624-32.
23. Pablo RJ, Roberto DP, Victor SU, Isabel GR, Paul C, Elizabeth OR. Big data in the healthcare system: a synergy with artificial intelligence and blockchain technology. *J Integr Bioinform*. 2021;19:20200035.
24. Gomes MAS, Kovaleski JL, Pagani RN, Da Silva VL, Pasquini TCS. Transforming healthcare with big data analytics: technologies, techniques and prospects. *J Med Eng Technol*. 2022;1-11.
25. Scikit-learn: Machine learning in python. Disponible en: <https://scikit-learn.org/stable/>.
26. Proposal for a Regulation laying down harmonised rules on artificial intelligence. European commission; 2021. Disponible en: <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/library/proposal-regulation-laying-down-harmonised-rules-artificial-intelligence>.
27. Romero C, Guillén E, Pérez JM, et al. Inteligencia Artificial en salud: retos éticos y legales. Observatorio de Tendencias en la Medicina del Futuro. Fundación Instituto Roche; 2020.
25. Scikit-learn: Machine learning in python. Disponible en: <https://scikit-learn.org/stable/>.
26. Proposal for a Regulation laying down harmonised rules on artificial intelligence. European commission; 2021. Disponible en: <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/library/proposal-regulation-laying-down-harmonised-rules-artificial-intelligence>.
27. Romero C, Guillén E, Pérez JM, et al. Inteligencia Artificial en salud: retos éticos y legales. Observatorio de Tendencias en la Medicina del Futuro. Madrid: Fundación Instituto Roche; 2020.

INTELIGENCIA ARTIFICIAL BASADA EN VÍDEO PARA EVALUAR LA FUNCIÓN CARDÍACA

Video-based AI for beat-to-beat assessment of cardiac function

AUTORES:

Ouyang D, He B, Ghorbani A, et al.

REFERENCIA:

Nature. 2020;580:252-6.



ANTECEDENTES

Para diagnosticar enfermedades cardiovasculares, detectar cardiotoxicidad y decidir el tratamiento clínico en pacientes con enfermedades críticas, es crucial la evaluación precisa de la función cardíaca. Sin embargo, la evaluación humana de la función cardíaca se centra en una muestra limitada de ciclos cardíacos y tiene una variabilidad significativa entre los observadores, a pesar de los años de entrenamiento.

Para superar este desafío, se presenta EchoNet-Dynamic, un nuevo algoritmo de vídeo de aprendizaje profundo que logra una evaluación de última generación de la función cardíaca, con un rendimiento en la evaluación de la fracción de eyección sustancialmente mejor que los intentos anteriores de aprendizaje profundo basados en imágenes para la evaluación de la fracción de eyección.



RESULTADOS PRINCIPALES

El modelo EchoNet-Dynamic, entrenado con vídeos de ecocardiograma, segmentó con precisión el ventrículo izquierdo con un coeficiente de similitud de datos de 0,92, predijo la fracción

de eyección con un error absoluto medio del 4,1% y clasificó de manera confiable la insuficiencia cardíaca con fracción de eyección reducida (área bajo la curva [AUC] de 0,97). En otro conjunto externo de datos de diferente sistema de atención médica, EchoNet-Dynamic predijo la fracción de eyección con un error absoluto medio del 6,0% y clasificó la insuficiencia cardíaca con fracción de eyección reducida con un AUC de 0,96.

Una de las diferencias entre EchoNet-Dynamic y la evaluación humana es la característica de EchoNet-Dynamic de comparar la evaluación latido a latido de la fracción de eyección en todo el vídeo, mientras que con las evaluaciones humanas se evalúa un solo un latido “representativo”, y se ignoran los latidos adicionales. Elegir el latido representativo puede ser subjetivo, contribuir a la variabilidad intraobservador humano e ignorar la recomendación de promediar 5 latidos consecutivos. Este flujo de trabajo de 5 tiempos rara vez se completa, tanto por su naturaleza laboriosa como porque requiere mucho tiempo.

Además, los autores han publicado un conjunto de datos de 10.030 vídeos de ecocardiogramas no identificados como un nuevo recurso para la comunidad médica, con el objetivo de promover el aprendizaje automático para futuras comparaciones y la validación de modelos de aprendizaje profundo. También han publicado el código completo para el algoritmo y el flujo de trabajo de procesamiento de datos.



CONCLUSIONES

Este conjunto de datos de vídeo médico etiquetado puede ser el más grande que se pone a disposición del público y la primera gran publicación de datos de ecocardiograma con etiquetas emparejadas de trazados de exper-

tos humanos, estimaciones de volumen y cálculo de la fracción de eyección del ventrículo izquierdo. Este conjunto de datos puede facili-

tar en gran medida el nuevo ecocardiograma y el trabajo de aprendizaje automático basado en vídeos médicos.

PUNTOS CLAVE

- › EchoNet-Dynamic reduce en gran medida el trabajo de evaluación de la función cardíaca con la automatización de la tarea de segmentación y brinda la oportunidad de una evaluación más frecuente y rápida de la función cardíaca.
- › EchoNet-Dynamic podría potencialmente ayudar a los médicos con una evaluación más precisa y reproducible de la función cardíaca y detectar de forma más temprana la disfunción cardíaca subclínica más allá de la precisión de los lectores humanos.
- › El conjunto abierto de datos puesto a disposición de los profesionales se puede utilizar para avanzar en el futuro en el aprendizaje profundo para vídeos médicos y sentar las bases para futuras aplicaciones de aprendizaje médico profundo.

UN SISTEMA AUTOMATIZADO PARA EL DIAGNÓSTICO DE ENFERMEDADES GENÉTICAS

An automated 13.5 hour system for scalable diagnosis and acute management guidance for genetic diseases

AUTORES:

Owen MJ, Lefebvre S, Hansen C, et al.

REFERENCIA:

Nat Commun. 2022;13:4057.



ANTECEDENTES

Si bien muchas enfermedades genéticas tienen tratamientos eficaces, a menudo, si esos tratamientos no se implementan inmediatamente, progresan rápidamente a morbilidad grave o mortalidad. Debido a que los médicos de primera línea con frecuencia no están familiarizados con estas enfermedades, el diagnóstico molecular temprano puede no mejorar los resultados.



OBJETIVO

En este documento se describe el sistema *From Genome-to-Treatment* (GTRx), un sistema virtual automatizado para el diagnóstico de enfermedades genéticas y de orientación para el manejo agudo. El diagnóstico se logra en 13,5 h mediante la secuenciación acelerada del genoma completo (rWGS), con un rendimiento analítico superior para variantes estructurales y del número de copias.



MÉTODOS

Este sistema de 13,5 h para el diagnóstico de enfermedades genéticas incorpora varias innovaciones que mejoran la escalabilidad y la reproducibilidad. Estas incluyen la interpre-

tación automatizada, que es extremadamente importante, ya que no hay suficientes patólogos moleculares, directores de laboratorios moleculares, asesores genéticos y analistas clínicos del genoma para la interpretación manual de los resultados de todos los niños para los que se está implementando el diagnóstico rápido rWGS.

El prototipo GTRx se diseñó para su utilización por neonatólogos e intensivistas de primera línea al recibir los resultados de rWGS para niños bajo su cuidado en la unidad de cuidados intensivos (UCI). Este sistema no requiere conocimientos de genómica o genética. La versión 1 de GTRx cubre 457 trastornos genéticos que causan la admisión en la UCI de bebés o prematuros y que tienen tratamientos en cierto modo eficaces y limitados en el tiempo. En la actualidad, GTRx está disponible públicamente para su uso en investigación. GTRx se desarrolló tanto para aumentar la proporción de niños que reciben un tratamiento óptimo e inmediato como para facilitar un uso más amplio de rWGS en los hospitales locales de maternidad atendidos por neonatólogos de primera línea.



CONCLUSIONES

Los autores planean examinar y afinar la utilidad clínica de GTRx a través de estudios de investigación de rWGS en una variedad de entornos de atención médica para calificarlo para su uso clínico.

GTRx también ayudará a los médicos en la toma de decisiones con respecto a un posible ensayo de tratamiento para un diagnóstico potencial, guiado por la relación riesgo/beneficio. Esto es particularmente importante para los pacientes en estado crítico en los que se sospecha fuertemente la presencia de una etiología genética, pero los hallazgos del genoma son insuficientes para un diagnóstico molecular estricto.

GTRx también ayudará a los médicos de primera línea a transmitir a las familias las repercusiones de los diagnósticos de enfermedades genéticas raras.

PUNTOS CLAVE

- › El sistema GTRx se diseñó para expandir el uso de rWGS por médicos de primera línea que atienden a bebés y niños críticamente enfermos en la UCI.
- › En la actualidad, el sistema es un prototipo y abarca unas 500 enfermedades genéticas que progresan rápidamente y para las cuales hay tratamientos eficaces disponibles.
- › Tras la validación de la utilidad clínica, se prevé la expansión del sistema a todas las enfermedades genéticas y al filtrado dinámico, lo que permitirá a los médicos de primera línea desempeñar un papel mucho más activo en la evaluación de posibles etiologías genéticas y sus consiguientes terapias en sus pacientes.
- › GTRx es parte de una tendencia importante en la medicina: agregar la inteligencia artificial a la competencia médica para brindar una “medicina de alto rendimiento”.

IDENTIFICACIÓN DE LA ESTENOSIS AÓRTICA MEDIANTE PROCESAMIENTO DEL LENGUAJE NATURAL EN REGISTROS ELECTRÓNICOS DE SALUD

Large-scale identification of aortic stenosis and its severity using natural language processing on electronic health records

AUTORES:

Solomon MD, Tabada G, Allen A, Sung SH, Go AS.

REFERENCIA:

Cardiovasc Digit Health J. 2021;2:156-63.



ANTECEDENTES

El seguimiento y la gestión sistemáticos a nivel de la población de las enfermedades crónicas son fundamentales para mejorar la salud individual y de la población. Sin embargo, para muchas condiciones médicas, la identificación a gran escala de las poblaciones de pacientes afectados no es factible a menos que los pacientes hayan sido ingresados prospectivamente en los registros clínicos. Por ejemplo, la enfermedad cardíaca valvular es una afección común que afecta a millones de personas cada año, y la mayoría de los casos se identifican incidentalmente como parte de imágenes cardiovasculares en pacientes asintomáticos en diversas etapas de gravedad de la enfermedad.



OBJETIVO

El objetivo de los autores es desarrollar y validar algoritmos de procesamiento del lenguaje natural (PLN) para identificar casos de estenosis aórtica (EA) y parámetros asociados a partir de informes semiestructurados de ecocardiogramas, y comparar su precisión con los códigos de diagnóstico administrativo.



MÉTODOS

Se utilizaron 1.003 informes de ecocardiogramas adjudicados por médicos del *Kaiser Permanente Northern California*, un amplio sistema de salud

integrado con más 4,5 millones de miembros, para desarrollar y validar los algoritmos del PLN, con el objetivo de lograr valores predictivos positivos y negativos superiores al 95% para identificar EA y parámetros ecocardiográficos asociados. Los algoritmos finales del PLN se aplicaron a todos los informes de ecocardiografía de adultos realizados entre 2008 y 2018, y se compararon con las definiciones basadas en códigos de diagnóstico de la novena y la décima revisión de la Clasificación Internacional de Enfermedades para EA encontradas desde 14 días antes hasta 6 meses después de la fecha del procedimiento.



RESULTADOS PRINCIPALES

Se identificó un total de 927.884 ecocardiogramas elegibles durante el período de estudio en 519.967 pacientes. La aplicación del algoritmo final del PLN clasificó 104.090 (11,2%) ecocardiogramas con alguna EA (edad media, 75,2 años; 52% mujeres), de las que solo 67.297 (64,6%) tenían código de diagnóstico para EA entre 14 días antes y hasta 6 meses después del ecocardiograma asociado. Entre aquellos sin códigos de diagnóstico asociados, el 19% de los pacientes tenían EA hemodinámicamente significativa (es decir, enfermedad mayor que leve).

Además, entre los pacientes con 101.811 ecocardiogramas asociados con un código de diagnóstico de EA dentro del período especificado antes y después del ecocardiograma, el VPP (valor predictivo positivo) para una identificación de EA basada en un código de diagnóstico fue solo del 66,1% utilizando la clasificación basada en el PLN como el estándar de oro, lo que indica que un enfoque basado en códigos no capturó el 33,9% de los pacientes con EA observados en el ecocardiograma.

Cabe destacar que entre los 826.073 ecocardiogramas sin un código de diagnóstico para EA dentro del período especificado, el VPN (valor predictivo negativo) fue del 95,5% según la clasificación basada en el PLN para la ausencia de EA, lo que indica que, durante el período de estudio de 1 década, el 4,5% (n = 36.793) de todos los ecocardiogramas sin un código de diagnóstico de EA asociado, realmente tienen EA según la clasificación basada en el PLN.

PUNTOS CLAVE

- › Este estudio demuestra la capacidad del PLN para identificar y caracterizar con precisión la gravedad de la EA a partir de informes de ecocardiogramas semiestructurados y no estructurados, respaldando el valor potencial del PLN para mejorar la calidad y los esfuerzos de investigación para esta afección.
- › Aprovechar los enfoques basados en el aprendizaje automático en los datos de registros de salud electrónicos no estructurados puede facilitar una gestión individual y poblacional más eficaz que el uso exclusivo de datos administrativos.
- › Los estudios futuros que aprovechen los datos derivados del PLN para evaluar la asociación entre la gravedad de la EA y los resultados clínicos, junto con la identificación de predictores de la progresión de la EA, impulsarán aún más las estrategias de atención personalizadas y basadas en la población para optimizar la vigilancia y el tratamiento de adultos con esta afección valvular cardíaca común.

¿PUEDE EL APRENDIZAJE AUTOMÁTICO MEJORAR LA PREDICCIÓN DEL RIESGO CARDIOVASCULAR UTILIZANDO DATOS CLÍNICOS RUTINARIOS?

Can machine-learning improve cardiovascular risk prediction using routine clinical data?

AUTORES:

Weng SF, Reys J, Kai J, Garibaldi JM, Qureshi N.

REFERENCIA:

PLoS One. 2017;12:e0174944.



ANTECEDENTES

Los enfoques actuales para predecir el riesgo cardiovascular no logran identificar a muchas personas que podrían beneficiarse de un tratamiento preventivo, mientras que otras reciben una intervención innecesaria. Todos los modelos estándar de evaluación del riesgo de enfermedad cardiovascular (ECV) asumen implícitamente que cada factor de riesgo se relaciona de forma lineal con los resultados de ECV. Por lo tanto, tales modelos pueden simplificar en exceso las relaciones complejas que incluyen un gran número de factores de riesgo con interacciones no lineales. Es necesario explorar enfoques que incorporen mejor los múltiples factores de riesgo y determinen relaciones más matizadas entre los factores de riesgo y los resultados.

El aprendizaje automático ofrece un planteamiento alternativo al modelo de predicción estándar que puede abordar las limitaciones actuales. Tiene potencial para transformar la medicina al explotar mejor los *big data* para el desarrollo de algoritmos. Se desarrolló a partir del estudio del reconocimiento de patrones y del aprendizaje computacional, la llamada “inteligencia artificial”. Esto se basa en una computadora para aprender todas las interacciones complejas y no lineales entre las variables al minimizar el error entre los resultados previstos y los observados. Además de mejorar potencialmente la predicción, el aprendizaje automático puede identificar variables laten-

tes, que es poco probable que se observen, pero que podrían inferirse de otras variables.



OBJETIVO

El objetivo fue evaluar si el aprendizaje automático puede mejorar la predicción del riesgo cardiovascular.



MÉTODOS

Estudio de cohorte prospectivo que utilizó los datos clínicos de rutina de 378.256 pacientes de atención primaria del Reino Unido, libres de enfermedades cardiovasculares al comienzo del estudio. Se compararon 4 algoritmos de aprendizaje automático (bosque aleatorio, regresión logística, máquinas de aumento de gradiente, redes neuronales) con un algoritmo establecido (directrices del *American College of Cardiology*) para predecir el primer acontecimiento cardiovascular en 10 años.

La precisión predictiva se evaluó por el área bajo la curva operativa del receptor (AUC); y la sensibilidad, la especificidad, el valor predictivo positivo (VPP) y el valor predictivo negativo (VPN) para predecir un riesgo cardiovascular del 7,5% (umbral para iniciar tratamiento con estatinas).



RESULTADOS PRINCIPALES

Se produjeron 24.970 acontecimientos cardiovasculares adversos (6,6%). En comparación con el algoritmo de predicción de riesgo establecido (AUC = 0,728; intervalo de confianza del 95% [IC95%], 0,723-0,735), los algoritmos de aprendizaje automático mejoraron la predicción: bosque aleatorio +1,7% (AUC = 0,745; IC95%, 0,739-0,750), regresión logística +3,2% (AUC = 0,760; IC95%, 0,755-0,766), refuerzo de gradiente +3,3% (AUC = 0,761; IC95%, 0,755-0,766) y redes neuronales +3,6% (AUC = 0,764; IC95%, 0,759-0,769). El algoritmo de mayor rendimiento (redes neuronales) predijo 4.998/7.404 casos (sensibilidad del 67,5%; VPP del 18,4%) y 53.458/75.585 no casos (especificidad del 70,7%; VPN del 95,7%), y predijo correctamente 355 (+7,6%) pacientes más que desarrollaron ECV en comparación con el algoritmo establecido.

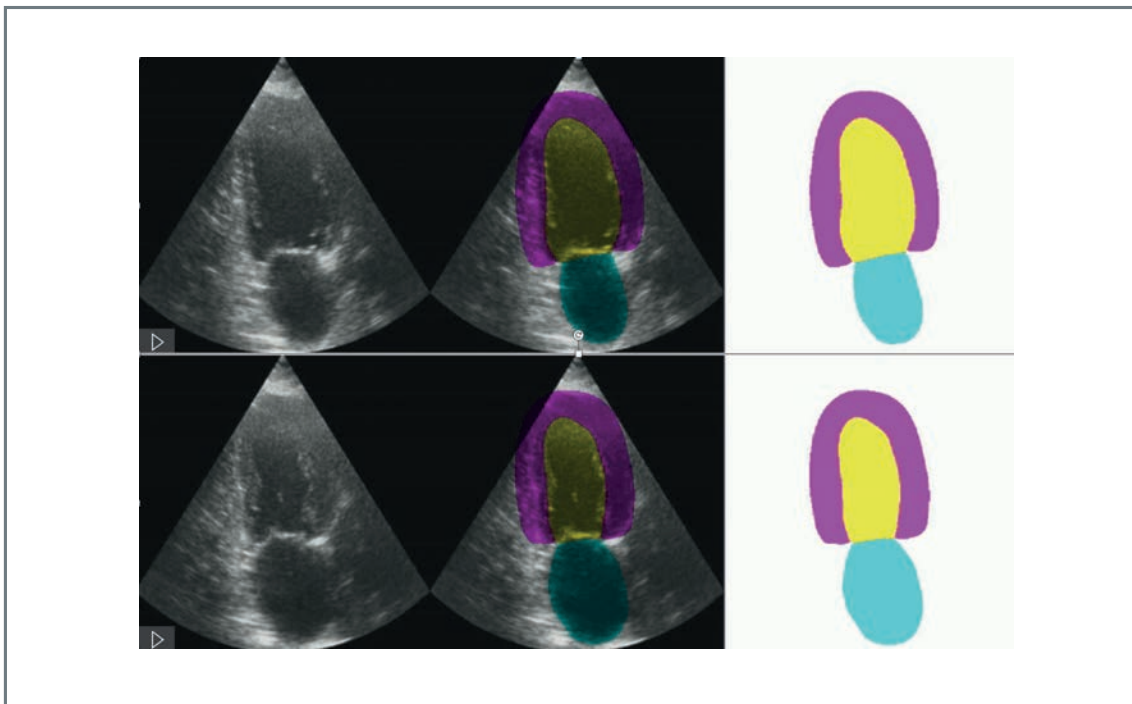
PUNTOS CLAVE

- » En comparación con el enfoque de predicción de riesgos establecido, este estudio ha demostrado que los algoritmos de aprendizaje automático son mejores para predecir correctamente el número absoluto de casos de ECV, mientras que excluyen con éxito los no casos.
- » Los algoritmos de aprendizaje automático pueden aumentar el número de pacientes identificados que podrían beneficiarse del tratamiento preventivo y, al mismo tiempo, evitar el tratamiento innecesario de otros.

Imágenes en cardiología

Imágenes ecocardiográficas en movimiento.

Segmentación automática mediante aprendizaje profundo (deep learning), y redes neuronales de la aurícula y ventrículos izquierdos en diástole (imagen superior) y en sístole (imagen inferior) a partir de imágenes ecocardiográficas en movimiento, que nos permiten calcular de forma automática los volúmenes de ambas cavidades y, por ende, la fracción de eyección del ventrículo izquierdo y el tamaño de la aurícula izquierda.



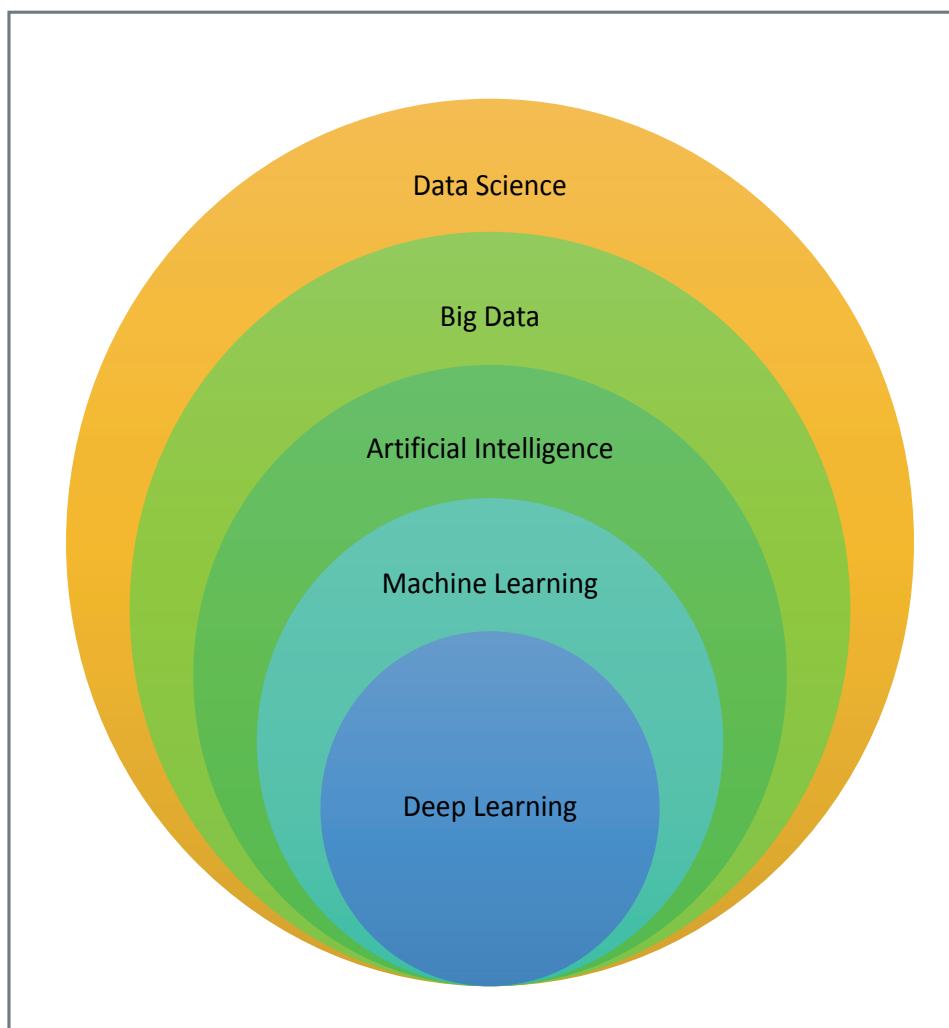
Términos propios de la inteligencia artificial.

Los términos ciencia de datos (data science), grandes datos (big data), inteligencia artificial (artificial intelligence), aprendizaje automático (machine learning) y aprendizaje profundo (deep learning) son diferentes, aunque pertenecen a una misma disciplina: el análisis y la extracción de información de los datos.

Big data: se refiere al volumen masivo de datos que por tamaño supera al software tradicional de almacenaje y tratamiento. En cardiología, el big data es viable desde un marco de colaboración nacional, europeo o mundial, en el que entidades hospitalarias homogeneizaran y compartieran datos para la creación de repositorios de gran volumen que sirvan de apoyo a nuestra práctica diaria en el establecimiento de protocolos diagnósticos, de tratamiento, de prevención y pronósticos. El tratamiento de la información contenido en big data no sería posible sin los recientes avances tecnológicos en artificial intelligence o inteligencia artificial (IA). La IA utiliza herramientas capaces de identificar los patrones existentes en los datos.

Machine learning (aprendizaje automático): es una disciplina de la IA encargada del desarrollo de algoritmos que permiten que unos sistemas informáticos tomen decisiones y aprendan de su resultado. Dentro del machine learning existe cada día mayor interés por los modelos deep learning o aprendizaje profundo; estos basan su poder predictivo en redes neuronales que disponen de múltiples capas de procesamiento de la información, lo que les permite analizar conjuntos de datos con patrones de mayor complejidad como el reconocimiento de imágenes en cardiología.

Data science (ciencia de datos): es el campo en el que se pueden englobar los anteriores aspectos relacionados con la obtención del conocimiento existente en los datos.



Ejemplo de integración de un modelo de aprendizaje automático *machine learning* desarrollado por nuestro grupo para predecir la presencia de enfermedad cardíaca a partir de una muestra poblacional de la provincia de Salamanca.

Con el objetivo de integrar el modelo de aprendizaje automático desarrollado en un sistema y utilizarlo, seleccionamos, en función de las curvas ROC, un umbral de corte para discriminar individuos con riesgo alto y bajo de presentar enfermedad cardíaca; y desplegamos el modelo en una calculadora en la que se de forma sencilla se pueden ingresar la información de las 12 variables predictoras principales del modelo y calcular el riesgo individual de un determinado participante. Esta calculadora se ha desarrollado en Python utilizando una librería de interfaces gráficas Tkinter. Para usarla es suficiente con seleccionar los valores de cada variable y pulsar el botón "Ejecutar el modelo", lo cual devuelve el riesgo de presentar enfermedad cardíaca y sitúa al individuo en la gráfica ROC dentro de un nivel de riesgo alto (panel superior) o no alto (panel inferior). Este desarrollo está disponible en abierto en GitHub en la siguiente URL: <https://structural-heart-disease-ml.herokuapp.com/>.

¿A veces tiene algún dolor o molestia en el pecho?

Creatinina

Índice tobillo brazo derecho/izquierdo

Nivel de actividad

Ingresos totales familiares

Soplos cardiacos

Diabetes

Dislipemia

Grado disnea NYHA

Enfermedad reumatológica/inmunológica

EPOC

Historia de cáncer

Resultado del modelo: 24.7% de riesgo de sufrir cardiopatía estruc

Paciente clasificado como: **Alto Riesgo**

Curva ROC, grupos de riesgo y resultado del modelo

¿A veces tiene algún dolor o molestia en el pecho?

Creatinina

Índice tobillo brazo derecho/izquierdo

Nivel de actividad

Ingresos totales familiares

Soplos cardiacos

Diabetes

Dislipemia

Grado disnea NYHA

Enfermedad reumatológica/inmunológica

EPOC

Historia de cáncer

Resultado del modelo: 17.8% de riesgo de sufrir cardiopatía estruc

Paciente clasificado como: **No-alto riesgo**

Curva ROC, grupos de riesgo y resultado del modelo

E entrevista

“La inteligencia artificial supone un cambio de paradigma y como sociedad debemos decidir hasta dónde queremos llegar”



DR. JOSÉ LUIS ZAMORANO

Jefe del Servicio de Cardiología, Hospital Ramón y Cajal, Madrid.

Cuando hablamos de inteligencia artificial, ¿nos referimos todos a lo mismo o existe una cierta confusión con términos relacionados como aprendizaje automático o big data?

La inteligencia artificial no es un concepto nuevo, porque ya fue sugerido en la década de 1950, pero sin duda es un concepto muy amplio, aún por redefinir o matizar. Afecta a toda la sociedad, que tendrá que determinar qué papel quiere otorgarle a la inteligencia artificial. La inteligencia artificial no es mejor que la inteligencia humana, son diferentes y complementarias. Y por eso somos nosotros como sociedad quienes debemos decidir qué queremos conseguir con la inteligencia artificial.

En el ámbito de la medicina en general, y de la cardiología en particular, ¿hasta qué punto se aplica ya la inteligencia artificial en la práctica clínica diaria?

Se va aplicando cada vez más. Existen ayudas tecnológicas que nos permiten, por ejemplo, hacer unos diagnósticos cada vez más precisos o comprobar si se implementan bien las guías clínicas.

En cardiología, hay ecógrafos que incorporan inteligencia artificial y nos permiten calcular de forma directa la función cardíaca o los problemas valvulares de los enfermos.

En el ámbito de la investigación, estamos colaborando en el desarrollo de herramientas de reconocimiento facial que permiten, a través de los cambios detectados en la cara, predecir enfermedades.

Otras investigaciones han probado, en pacientes con COVID, herramientas de reconocimiento de la tos que permitían reconocer a los pacientes más graves, y herramientas de reconocimiento de la voz con las que era posible identificar a los individuos que podían tener arritmias cardíacas.

¿En qué campos de la cardiología el médico se apoya más en la inteligencia artificial?

Principalmente en 2 campos: el diagnóstico y la comprobación de las decisiones médicas humanas. Todo esto tendrá un gran impacto en la seguridad del paciente, que abarca desde la precisión de las herramientas diagnósticas hasta la decisión del médico, pasando por la protección de datos, la monitorización de los quirófanos o la elección del tratamiento más adecuado. La aplicación de estas herramientas, sin embargo, requiere una revolución tecnológica y la adaptación de la sociedad.

¿Permitirá predecir qué individuos tendrán efectos secundarios para prescribir con más seguridad?

Sin duda, porque los fármacos no se comportan de la misma forma en todos los pacientes. Por tanto, disponer de algoritmos predictores que combinan multitud de datos, incluso genéticos, va a facilitar la elección óptima del tratamiento.

Por otra parte, no hay que olvidar que uno de los motivos principales de fallo del tratamiento es la falta de adherencia terapéutica y, en este sentido, seguro que se van a desarrollar instrumentos tecnológicos que permitirán conocer la adherencia del paciente o permitirán al paciente saber si realmente se ha tomado la pastilla. En el futuro puede ocurrir, por ejemplo, que el paciente reciba un aviso de la propia pastilla en su móvil informándole de que se la ha tomado y ya se ha absorbido. Las posibilidades son infinitas...

¿Ayudará la inteligencia artificial en el futuro a reclasificar enfermedades cardiovasculares, como la insuficiencia cardíaca, hoy consideradas muy heterogéneas?

Seguro, porque no todos los enfermos son iguales ni responden igual a un mismo trata-

miento, y la inteligencia artificial nos permitirá personalizar más las necesidades de los enfermos. De modo que yo diría que se podrá ir más allá de la reclasificación para llegar a la individualización.

La gran capacidad de los algoritmos de inteligencia artificial para detectar cambios subclínicos, ¿podría implicar un riesgo de sobrediagnóstico y un exceso de pruebas posteriores?

Sí y no, dependiendo de hasta qué punto se haga una medicina muy defensiva o de si no se aplica el sentido común. No todo lo que se puede hacer debe hacerse, y esto no solo es válido en medicina, pero lo que está claro es que es muy importante la medicina humanizada. La inteligencia artificial supone un gran salto, pero nunca será un éxito, especialmente en medicina, si no la combinamos con el acto médico intrínseco, que se basa en la confianza y en la relación médico-paciente.

¿El manejo de grandes cantidades de información por parte de los algoritmos de inteligencia artificial puede generar ciertas dudas sobre qué tipo de información compartir y con quién, y con qué propósito?

La educación médica es fundamental. Todos los médicos hemos visto que los pacientes llegan informados, pero con frecuencia mal informados. La población debe estar informada, pero el exceso de información es malo. Como médicos, no necesitamos mucha información para decidir qué es lo mejor para el paciente, pero sí necesitamos la información adecuada. Más información no equivale a mejor decisión. Una vez más, la combinación de la inteligencia humana con la artificial será la estrategia ganadora.

La posibilidad de automatizar muchas más tareas, ¿puede acabar reduciendo la interacción entre médico y paciente y, por tanto, afectar su relación?

La medicina se basa en la relación médico-paciente. El paciente deposita en el médico su confianza para que le ayude. El paciente no quiere un amigo en la consulta, sino un

médico, y quiere tener todas las herramientas disponibles para que ese acto médico tenga el mayor estándar de calidad. Pero no hay que olvidar que el acto médico requiere empatía, y la inteligencia artificial no va a poder suplir esa empatía. Por eso, en el acto médico se combinan perfectamente las dos inteligencias, la humana y la artificial, para llevar a cabo una medicina de excelencia.

No creo que la relación de confianza entre médico y paciente se vea afectada por reducir el número de consultas, porque lo más importante no es el número sino la calidad de las visitas.

¿En qué campos prevé que la inteligencia artificial pueda aportar cambios más significativos para el cardiólogo en el futuro?

La inteligencia representa un cambio de modelo y tiene, y tendrá, aplicación en todos los campos: la forma de estudiar, la realización de los algoritmos diagnósticos, la elección de los tratamientos, la protección de datos, etc. Como he dicho al principio, somos todos, como sociedad, quienes debemos decidir qué modelo queremos seguir y hasta dónde vamos a llevarlo. Y por eso es la inteligencia humana la que tiene que modular a la inteligencia artificial, y no al revés.

FE DE ERRORES

En un número anterior de *Cardiología Hoy*, dedicado a la vacunación de pacientes con cardiopatías, en el artículo de la sección de Actualización “Vacunación antigripal y neumocócica en cardiopatías” firmado por la coordinadora del número, la Dra. Ana M. Peinado, se omitió por error la cita de una investigación realizada por varias sociedades muy relacionada con el tema y que puede ser de interés para el lector del artículo.

Reproducimos a continuación la cita del mencionado artículo:

Carro Hevia A, *et al.* Gripe y eventos cardiorrespiratorios: una revisión clínico-epidemiológica multidisciplinar. *Rev Esp Quimioter.* 2021;34(6):556–68.

Esta publicación ha sido patrocinada por Almirall

© 2023 de esta edición por Springer Healthcare Ibérica S.L.
ISSN: 2695-8767
Imagen de cubierta: ©Freepik

Ninguna parte de esta publicación podrá reproducirse o transmitirse por medio alguno o en forma alguna, bien sea electrónica o mecánicamente, tales como el fotocopiado y la grabación o a través de cualquier sistema de almacenamiento y recuperación de información sin el previo consentimiento escrito de Springer Healthcare Ibérica.

Aunque se ha tenido el máximo cuidado en la recopilación y verificación de la información contenida en esta publicación, Springer Healthcare Ibérica y sus asociados no se responsabilizan de la actualización de la información ni de cualquier omisión, inexactitud o error. La inclusión o exclusión de cualquier producto no implica que su uso esté recomendado o rechazado. El uso que se haga de marcas comerciales se destina únicamente a meros fines de identificación del producto y no implica su recomendación. Las opiniones manifestadas no reflejan necesariamente las de Springer Healthcare Ibérica y sus asociados.

Por favor, consulte la ficha técnica del fabricante antes de prescribir ningún medicamento mencionado en esta publicación.



Springer Healthcare

Springer Healthcare Ibérica, S.L.
Rosario Pino, 14 - 4ª planta. 28020 Madrid. España
Tel: +34 91 555 40 62
www.springerhealthcare.com
www.springernature.com

Part of the Springer Nature group